

基于双分支卷积网络的玉米叶片叶绿素含量高光谱和多光谱协同反演

王亚洲 肖志云

(内蒙古工业大学电力学院, 呼和浩特 010080)

摘要: 针对智慧农业中叶绿素的精准预测问题, 本文提出了基于双分支网络的玉米叶片叶绿素含量高光谱与多光谱协同反演的方法。使用欠完备自编码器进行数据降维, 捕捉数据中最为显著的特征, 使降维后的数据可以代替原始数据进行训练, 从而加快训练效率, 使用双分支卷积网络将多光谱数据用于填充高光谱数据信息, 充分利用高光谱数据的空间细节信息, 再结合 1DCNN 建立玉米叶片叶绿素含量预测模型。结果表明, 与传统降维算法相比较, 欠完备自编码器处理后预测结果最佳, 决定系数 R^2 为 0.988, 均方根误差 (RMSE) 为 0.273, 表明使用欠完备自编码器进行降维可以有效提高数据反演精度; 与单一的高光谱数据反演模型和多光谱数据反演模型相比, 双分支卷积网络预测模型均取得较优的预测结果, R^2 在 0.932 以上, RMSE 均在 1.765 以下, 表明基于双分支卷积网络的高光谱与多光谱图像协同反演模型可以有效地利用数据的特征; 对于其他数据结合本文提及的双分支卷积网络模型进行反演, 其 R^2 均在 0.905 以上, RMSE 均在 2.149 以下, 表明该预测模型具有一定的普适性。

关键词: 玉米叶片; 叶绿素含量; 高光谱; 双分支卷积网络; 自编码器; 协同反演

中图分类号: S513; S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)01-0196-07

OSID:



Hyperspectral and Multispectral Co-inversion of Chlorophyll Content in Maize Leaves Based on Two-branch Convolutional Network

WANG Yazhou XIAO Zhiyun

(College of Electric Power, Inner Mongolia University of Technology, Huhhot 010080, China)

Abstract: Aiming at the problem of accurate chlorophyll prediction in smart agriculture, a method of hyperspectral and multispectral synergistic inversion of chlorophyll content in maize leaves was proposed based on two-branch network. The undercomplete self-encoder was used for data dimensionality reduction to capture the most significant features in the data, so that the dimensionality reduced data can be trained instead of the original data to accelerate the training efficiency, and the two-branch convolutional network was used to fill the hyperspectral data with multispectral data to make full use of the spatial detail information of the hyperspectral data, and then combined with the 1DCNN to establish a prediction model of chlorophyll content in maize leaves. The results showed that compared with the traditional dimensionality reduction algorithm, the undercomplete self-encoder processed the best prediction results, with a coefficient of determination R^2 of 0.988 and a root mean square error (RMSE) of 0.273, indicating that dimensionality reduction using the undercomplete self-encoder was effective in improving the accuracy of data inversion. Compared with the single hyperspectral data inversion model and the multispectral data inversion model, the two-branch convolutional network prediction models both achieved better prediction results, with R^2 above 0.932 and RMSE below 1.765, indicating that the collaborative hyperspectral and multispectral image inversion model based on the two-branch convolutional network can make effective use of the features of the data. For the other data combined with the mentioned two-branch convolutional network model for the inverse model, the R^2 was above 0.905 and the RMSE was below 2.149, which indicated that the prediction model had a certain degree of universality.

Key words: maize leaves; chlorophyll content; hyperspectral; two-branch convolutional network; autoencoder; co-inversion

收稿日期: 2023-09-03 修回日期: 2023-10-14

基金项目: 内蒙古自治区科技计划项目(2021GG0345)和内蒙古自治区自然科学基金项目(2021MS06020)

作者简介: 王亚洲(1999—), 女, 硕士生, 主要从事深度学习算法在农业中的应用研究, E-mail: 18304329526@163.com

通信作者: 肖志云(1974—), 男, 教授, 博士, 主要从事图像处理与模式识别研究, E-mail: xiaozhiyun@imut.edu.cn

0 引言

植物进行光合作用的主要场所是叶绿体,而叶绿素含量是评价植物健康状况的重要生化指标。因此,快速准确地监测作物叶绿素含量,是实现作物长势和健康程度精准监测的关键。传统的监测叶绿素含量的方法一般都具有破坏性,难以进行大面积应用^[1-3]。高光谱成像技术是将光谱分析技术和图像处理技术进行有效融合,能够准确、快速且无损地识别出研究对象的内外部特性,目前已在农业生产领域得到大量应用^[4-5]。

高光谱数据分辨率较高,导致获得的数据相关性强,冗余量较高。针对这一问题传统解决方法^[6-9]大多为选取特征波段,可能会丢失部分重要信息,对于一些复杂的数据降维也可能无法达到理想效果。而选取自编码器^[10-15]降维,可尽可能多地保留高光谱所蕴含的信息。欠完备自编码^[16-18]的过程是使输出尽可能接近输入数据的过程,故在训练完成后,隐藏层将有能力捕捉到输入数据中最显著的特征。使用欠完备自编码器降维可以充分利用高光谱数据信息,降低数据损失。

由于成像传感器的限制,高光谱遥感图像有较高的光谱分辨率,但空间分辨率往往较低,多光谱遥感图像一般有较高的空间分辨率,但光谱分辨率较低^[19]。高光谱和多光谱遥感图像有较大的互补性,深度学习技术进行图像融合及在农业方面应用已经有了大量的研究成果^[20-25]。

本文使用高光谱成像技术获取玉米叶片信息,针对玉米叶片叶绿素含量使用欠完备自编码器进行数据降维,再对获取到的信息进行高光谱信息数据模糊下采样,由此组成玉米叶片的多光谱图像信息,将高光谱图像信息和多光谱图像信息使用双分支网络结构进行图像融合并进行反演建模。

1 材料与方法

1.1 数据获取

1.1.1 SPAD 值测定

本文玉米叶片数据于 2022 年 9 月下旬在内蒙古自治区乌拉特前旗额尔登布拉格苏木赛忽洞嘎查农业科技示范基地采集,依据玉米种植面积采用网格分步法进行玉米叶片的采集。将采集到的叶片进行密封,标号并记下采集的经纬度,随后带回。使用手持式植物参数检测仪进行玉米叶片叶绿素含量的测定,选取感兴趣区域时,尽量避免茎部以及不平整的区域。每片叶子茎部两侧各选取 3 个感兴趣区

域,最后对这 6 个感兴趣区域求其平均值。使用平均值作为参数指标。

1.1.2 玉米叶片高光谱数据获取

使用新型手持式 Specim IQ 型高光谱相机获取玉米叶片的高光谱数据。高光谱相机摄像头分辨率为 512 像素 × 512 像素,拍摄光谱范围为 400 ~ 1 000 nm,光谱分辨率为 3 nm,可获得 204 个波段的光谱数据。为了减少外界光线对拍摄结果的影响,选取在避光黑暗的室内拍摄,使用两架射灯进行集中打光,固定好射灯角度后,直至所有数据获取完毕不再改变射灯角度及位置,以减少光照所带来的误差影响。拍摄时先进行白板校正,以减少光照强度不均匀等所带来的其他影响。拍摄过程中同时进行感兴趣区域叶绿素 (SPAD) 值测定。采用 SPXY 算法将 324 个玉米样本中的 75%,即 243 个样本划为测试集,其余 25%,即 81 个样本划分为验证集,划分结果如表 1 所示。

表 1 玉米叶片样本量 SPAD 值统计
Tab.1 Statistics of SPAD values for sample size of maize leaves

样本量	样本数量	SPAD 值		
		最大值	最小值	平均值
总样本	324	56.6	30.9	45.1
测试集	243	56.6	34.9	44.3
验证集	81	56.0	30.9	46.8

1.2 基于欠完备自编码器的高光谱数据降维

1.2.1 自编码器

自编码器基于比较原始输入的激活和重构输入的激活,相比于其他的算法,自编码器是一种再循环算法。表 2 为自编码器的网络结构以及具体参数的分布情况,其中编码 153 维为输入维数与目标维数中位数。

表 2 自编码器网络结构以及具体参数
Tab.2 Self-encoder network structure and specific parameters

层 (类型)	输出形状	参数
Input (Input Layer)	(None, 204)	0
Encoded (Dense)	(None, 153)	31 365
Encoded_out (Dense)	(None, 102)	15 708
Decoded (Dense)	(None, 153)	15 759
Decoded_out (Dense)	(None, 204)	31 416

1.2.2 收缩自编码器

为使网络可以更好地接收数据,引入收缩自编码器 (CAE),CAE 是一种正则自编码器,根据数据的复杂性,选择合适的编码维数和编码器、解码器容量,就可以训练出任意架构的自编码器。因为在收

缩自编码器中加入了重构误差的惩罚项去鼓励缩自编码器对局部变化最大的方向进行重构,从而进行数据降维,理想状况下,降维后的数据可以反映出降维前的所有数据所包含的信息。表 3 为缩自编码器的网络结构以及具体参数的分布情况。

表 3 缩自编码器网络结构以及具体参数

Tab.3 Shrinkage self-encoder network structure and specific parameters		
层(类型)	输出形状	参数
Input(Input Layer)	(None,204)	0
Encoded(Dense)	(None,153)	31 365
Encoded(Dense)	(None,102)	15 708
Encoded(Dense)	(None,51)	5 253
Encoded(Dense)	(None,102)	5 304
Decoded(Dense)	(None,153)	15 759
Decoded(Dense)	(None,204)	31 416

1.2.3 欠完备自编码器

由于缩自编码器不限制编码器隐藏层数量,会造成训练时间过长且效率低的问题,由此引入编码维度小于输入维度的自编码器,这种自编码器被称之为欠完备自编码器,可以强制自编码器捕捉训练数据当中最为显著的特征,对数据降维有着显著作用。欠完备自编码器的学习过程可以简单描述为一个损失函数被最小化。欠完备自编码器具有强大的非线性编码器,将每个训练数据表示为编码,而解码器就可以学习这些编码,将他们映射到原始的训练数据。表 4 为欠完备自编码器的网络结构以及具体参数的分布情况。

表 4 欠完备自编码器网络结构以及具体参数

Tab.4 Structure of incomplete autoencoder network and specific parameters		
层(类型)	输出形状	参数
Input(Input Layer)	(None,204)	0
Encoded(Dense)	(None,153)	31 365
Encoded(Dense)	(None,102)	15 708
Decoded(Dense)	(None,51)	5 253
Decoded(Dense)	(None,102)	5 304
Decoded(Dense)	(None,153)	15 759
Decoded(Dense)	(None,204)	31 416

模型训练使用的损失函数均为均方误差(Mean squared error,MSE),该损失函数可以反映出数据集的离散程度,用于分析数据的回归预测问题。上述模型训练的损失函数 MSE 值如表 5 所示。结果表明,使用欠完备自编码器的 MSE 最小,说明模型的预测效果较好,即降维后数据可以最大程度地代替原始数据,欠完备自编码器捕捉到了数据当中最显著的特征。

表 5 模型训练的损失函数 MSE 值

Tab.5 MSE values of loss function for model training

编码器种类	训练集	测试集
自编码器	0.06	0.07
欠完备自编码器	0.05	0.06
缩自编码器	0.06	0.07

1.3 基于双分支卷积网络的高光谱与多光谱图像协同反演算法

将高光谱图像与多光谱图像的特征信息进行融合可以提高回归的精确性和可靠性,从而对植物叶片中叶绿素含量做出更准确预测。基于双分支卷积网络的高光谱与多光谱图像协同反演玉米叶片叶绿素含量流程如图 1 所示。

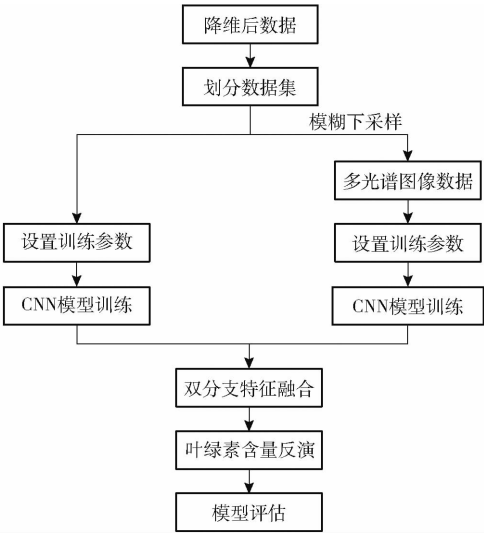


图 1 基于双分支卷积网络的高光谱与多光谱图像协同反演玉米叶片叶绿素含量流程

Fig.1 Flowchart of hyperspectral and multispectral image co-inversion of maize leaf chlorophyll based on two-branch convolutional network

1.3.1 双分支卷积网络结构及训练

对降维后的高光谱数据进行模糊下采样,充分提取高光谱数据的空间信息,得到相对应的多光谱数据信息,随后分别通过 1DCNN 模型对高光谱数据和多光谱数据进行特征提取,使用 1DCNN 作为回归反演模型时,需要将最后一层的全连接层改为一个实数,在本文当中就是玉米叶片的实际 SPAD 值。1DCNN 反演模型中激活函数选择为线性激活函数,本研究均选用 ReLU 函数作为激活函数,使用 MSE 作为损失函数。

表 6 为高光谱数据 1DCNN 模型训练网络结构及其参数。①将降维后数据输入,经过 4 次卷积-池化进行特征提取,其中卷积-池化包括 2 次卷积 1 次最大池化,其中卷积核为 3,池化层大小为 2,步长为 2。②将提取的特征进行全连接层展开,以便于和多

光谱数据提取的特征进行特征融合。

表 6 高光谱数据 1DCNN 模型训练网络结构及其参数
Tab.6 1DCNN model training network structure and its parameters for hyperspectral data

层(类型)	输出形状	参数
Input(Input Layer)	(None,102,1)	0
Conv1 D1 - 1	(None,100,18)	72
Conv1 D1 - 2	(None,98,18)	990
Maxpooling1 D1	(None,49,18)	0
Conv1 D2 - 1	(None,47,18)	990
Conv1 D2 - 2	(None,45,18)	990
Maxpooling1 D2	(None,23,18)	0
Conv1 D3 - 1	(None,21,18)	990
Conv1 D3 - 2	(None,19,18)	990
Maxpooling1 D3	(None,10,18)	0
Conv1 D4 - 1	(None,21,18)	990
Conv1 D4 - 2	(None,19,18)	990
Maxpooling1 D4	(None,10,18)	0
Flatten1	(None,180)	0

表 7 为多光谱数据 1DCNN 模型训练网络结构及其参数。①将降维后数据输入,使用大小为 2、步长为 2 的平均池化进行模糊下采样获取数据的多光谱数据。②将多光谱数据经过 3 次卷积-池化进行特征提取,其中卷积-池化结构与提取高光谱数据的 1DCNN 结构相同。③将提取的特征进行全连接层展开,以便于和高光谱数据提取的特征进行融合。

表 7 多光谱数据 1DCNN 模型训练网络结构及其参数
Tab.7 Structure of 1DCNN model training network for multispectral data and its parameters

层(类型)	输出形状	参数
Input(Input Layer)	(None,102,1)	0
Averagepooling1 D	(None,51,18)	0
Conv1 D1 - 1	(None,49,18)	54
Conv1 D1 - 2	(None,47,18)	666
Maxpooling1 D1	(None,24,18)	0
Conv1 D2 - 1	(None,22,18)	666
Conv1 D2 - 2	(None,20,18)	666
Maxpooling1 D2	(None,10,18)	0
Conv1 D3 - 1	(None,8,18)	666
Conv1 D3 - 2	(None,6,18)	666
Maxpooling1 D3	(None,3,18)	0
Flatten2	(None,54)	0

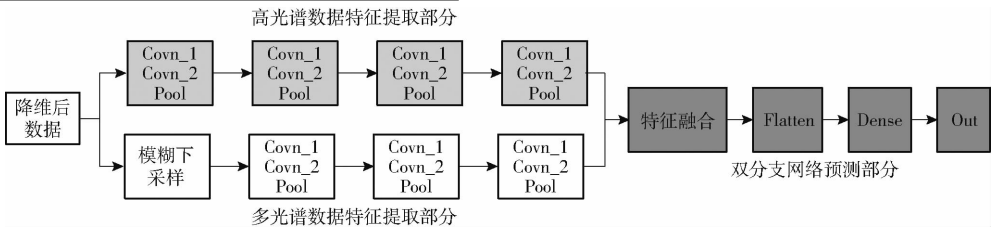


图 2 双分支卷积网络的高光谱与多光谱图像协同反演网络结构

Fig.2 Network structure of hyperspectral and multispectral image co-inversion with two-branch convolutional network

1.3.2 协同反演

使用双分支卷积网络模型进行高光谱数据特征与多光谱数据特征的融合,充分利用多光谱数据的空间信息以及高光谱数据的光谱信息,协同反演预测玉米叶片 SPAD 值。表 8 为高光谱数据与多光谱数据融合网络结构及其参数。①将前面获取的高光谱数据的数据特征以及多光谱数据的数据特征使用 Concatenate 进行集中处理。②使用全连接层进行展平处理。③将全连接层与输出层进行连接,其中,输出层只有一个神经元用于模型反演。

表 8 高光谱数据与多光谱数据融合网络结构及其参数
Tab.8 Hyperspectral and multispectral data fusion network structure and its parameters

层(类型)	输出形状	参数
Flatten1	(None,180)	0
Flatten2	(None,54)	0
Concatenate	(None,234)	0
Dense1	(None,4)	580
Dense2	(None,2)	10
Dense3	(None,1)	3

图 2 为双分支卷积网络的高光谱与多光谱图像协同反演网络结构图,将降维后数据进行 4 次卷积-池化得到高光谱数据特征,同时也进行模糊下采样后 3 次卷积-池化得到多光谱数据特征,最后将高光谱数据特征与多光谱数据特征进行特征融合,并与全连接层连接实现玉米叶片 SPAD 值的反演预测。

2 实验结果与分析

为选取出最佳的反演模型,本文对原始高光谱数据进行 4 种方式的降维,并使用双分支网络进行高光谱数据与多光谱数据的融合后反演。为了验证自编码器降维的有效性,引入主成分分析法(PCA),PCA 是目前最流行的降维算法。为了验证高光谱数据与多光谱数据的融合有效性,进行了消融实验;将双分支卷积网络与其他模型进行对比,目前在基于高光谱数据对玉米叶绿素含量反演中的主流模型主要包括支持向量机(SVR)、K-近邻法(KNN)和随机森林(RF)算法。图 3 为验证集内不同方法下玉米 SPAD 值反演预测的结果散点图与消融实验的结

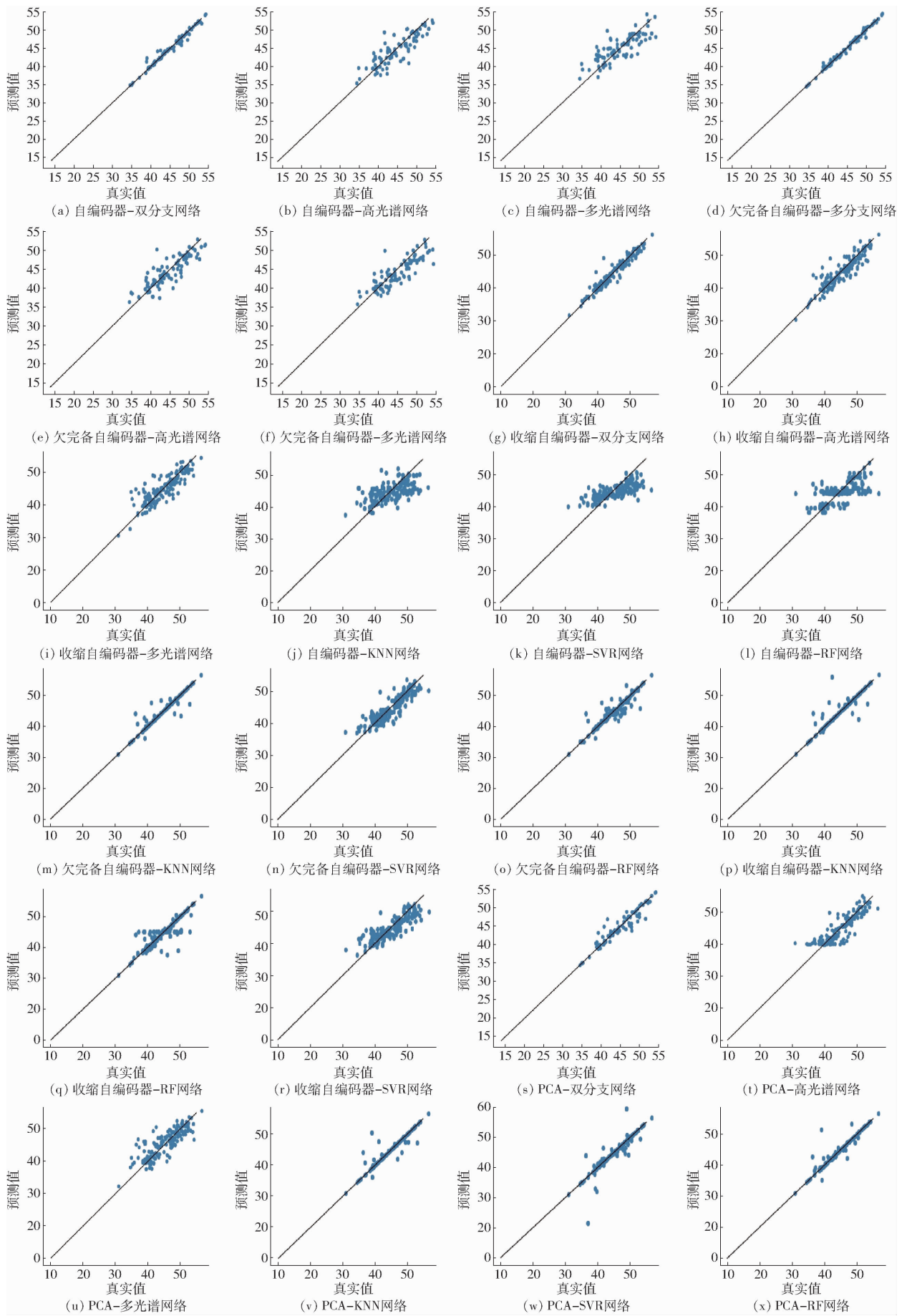


图 3 不同方法下叶绿素含量预测结果对比

Fig. 3 Comparisons of chlorophyll content prediction results by different methods

果图。结果表明,使用欠完备自编码器降维后的数据进行反演预测,其预测结果较其他方法降维的数据更接近于 1:1 线。说明利用欠完备自编码器可以从原始高光谱数据中提取出重要的特征信息,减少冗余数据,使其预测结果接近于实测值;使用高光谱与多光谱数据融合后的双分支网络结构,较消融后的 1DCNN 模型更接近于 1:1 线,说明使用高光谱数据与多光谱数据融合更有利于对数据进行反演,使其预测值更加接近真实值;利用 1DCNN 模型对数据进行反演预测的结果较支持向量机、随机森林和 KNN 法更接近于 1:1 线,说明使用 1DCNN 模型在高光谱和多光谱数据融合后的反演模型上更具有稳定性,同时也具有较高准确性。实验结果表明,利用欠完备自编码器进行数据降维,使用双分支网络进行高光谱数据与多光谱数据融合并结合 1DCNN 模型进行预测的结果最好,证明这种组合模型的预测精度更高。图 4 为验证集内欠完备自编码器-双分支网络玉米 SPAD 预测值与实际值对比柱状图,结果表明使用本文所提的双分支网络方法不仅可以充分利用玉米叶片的高光谱图像信息,还利用多光谱图像的空间信息,而且对其叶绿素含量的预测具有较高的预测精度和拟合效果,该方法为今后利用高光谱图像技术

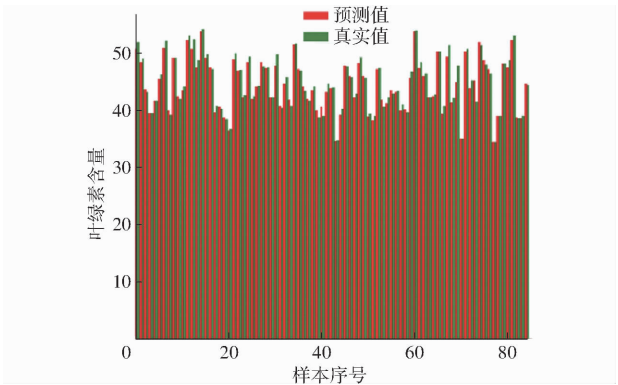


图 4 欠完备自编码器-双分支网络玉米 SPAD 预测值与实际值对比

Fig. 4 Histogram of predicted versus actual values of SPAD content in maize in undercomplete self-encoder - two-branch network

反演预测植物理化参数提供一个新思路。

表 9 为利用不同模型对玉米叶片叶绿素含量进行预测的 R^2 和 RMSE,在测试集中使用双分支卷积网络模型对欠完备自编码器下降维后的高光谱数据进行反演预测的预测效果最好,其中 R^2 为 0.988, RMSE 为 0.273。在对 PCA 方式降维后数据进行反演模型分析可以得出,双分支网络模型对于不同方法处理后的高光谱数据与多光谱数据融合后在反演具有一定的适用性。

表 9 测试集决定系数以及均方根误差
Tab.9 Coefficient of determination and root mean square error of test set

模型	自编码器		欠完备自编码器		收缩自编码器		PCA	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
双分支网络	0.972	0.615	0.988	0.273	0.932	1.765	0.905	2.149
高光谱网络	0.723	6.271	0.726	6.201	0.784	5.554	0.740	6.712
多光谱网络	0.625	8.497	0.682	7.204	0.689	8.018	0.647	9.099
KNN	0.836	4.229	0.867	3.420	0.769	5.959	0.829	4.414
SVR	0.774	5.837	0.777	5.748	0.689	8.027	0.717	7.293
RF	0.652	8.973	0.837	4.196	0.725	7.109	0.863	3.538

3 结论

(1) 以内蒙古自治区乌拉特前旗内 324 个玉米叶片样本的叶绿素含量为对象,使用实测的高光谱数据和玉米叶片叶绿素含量,使用自编码器、欠完备自编码器、收缩自编码器进行降维,捕捉数据中最为显著的特征,使降维后的数据可以代替原始数据进行训练,缩短了训练时间,加快训练效率,并构建基于高光谱数据与多光谱数据融合的双分支网络模型及玉米叶片叶绿素含量的反演模型。

(2) 与传统降维算法相比较,自编码器的降维方式更有利于提取原始数据的特征,与单一的高光谱数据反演模型和多光谱数据反演模型相比,双分支网络模型具有更高的精确性,与传统的反演模型相比,双分支网络模型具有更高的稳定性。

参 考 文 献

[1] 罗小波,谢天授,董圣贤. 基于无人机多光谱影像的柑橘冠层叶绿素含量反演[J]. 农业机械学报,2023,54(4):198-205.
LUO Xiaobo, XIE Tianshou, DONG Shengxian. Estimation of citrus chlorophyll based on UAV multispectral images [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(4):198-205. (in Chinese)

[2] 李树涛,李聪好,康旭东. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望[J]. 遥感学报, 2021,25(1):148-166.
LI Shutao, LI Congyu, KANG Xudong. Development status and future prospects of multi-source remote sensing image fusion [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021,25(1):148-166. (in Chinese)

[3] 何彩莲,郑顺林,周少猛,等. 基于高光谱植被指数的马铃薯叶片叶绿素含量估测模型[J]. 华南农业大学学报, 2016, 37(5):45-49.
HE Cailian, ZHENG Shunlin, ZHOU Shaomeng, et al. Estimation models of chlorophyll contents in potato leaves based on hyperspectral vegetation indices[J]. Journal of South China Agricultural University, 2016,37(5):45-49. (in Chinese)

- [4] 刘京,常庆瑞,刘森,等. 基于 SVR 算法的苹果叶片叶绿素含量高光谱反演[J]. 农业机械学报, 2016,47(8):260–265,272.
LIU Jing, CHANG Qingrui, LIU Miao, et al. Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for apple leaves based on support vector regression algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(8):260–265,272. (in Chinese)
- [5] SABERIOON M, CISAR P, LABBE L, et al. Spectral imaging application to discriminate different diets of live rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019,165:104949.
- [6] 邵园园,王永贤,玄冠涛,等. 高光谱成像的猕猴桃货架期快速预测[J]. 光谱学与光谱分析, 2020,40(6):1940–1946.
SHAO Yuanyuan, WANG Yongxian, XUAN Guantao, et al. Hyperspectral imaging technique for estimating the shelf-life of kiwifruits[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020,40(6):1940–1946. (in Chinese)
- [7] 甘海明,岳学军,洪添胜,等. 基于深度学习的龙眼叶片叶绿素含量预测的高光谱反演模型[J]. 华南农业大学学报, 2018,39(3):102–110.
GAN Haiming, YUE Xuejun, HONG Tiansheng, et al. A hyperspectral inversion model for predicting chlorophyll content of Longan leaves based on deep learning[J]. Journal of South China Agricultural University, 2018,39(3):102–110. (in Chinese)
- [8] 赵占辉,张丛志,张佳宝,等. 基于回归分析的玉米冠层叶绿素含量高光谱反演分析[J]. 中国农学通报, 2021,37(20):7–16.
ZHAO Zhanhui, ZHANG Congzhi, ZHANG Jiabao, et al. The hyperspectral inversion for estimating maize chlorophyll contents based on regression analysis[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2021,37(20):7–16. (in Chinese)
- [9] 曹英丽,邹焕成,郑伟,等. 水稻叶片高光谱数据降维与叶绿素含量反演方法研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2019,50(1):101–107.
CAO Yingli, ZOU Huancheng, ZHENG Wei, et al. Study on methods of reducing hyperspectral data and retrieving chlorophyll content from rice leaf[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2019,50(1):101–107. (in Chinese)
- [10] 申瑞超,柴晓冬,李立明,等. 基于自编码器的零样本扣件检测[J]. 智能计算机与应用, 2021,11(9):123–127.
SHEN Ruichao, CHAI Xiaodong, LI Liming, et al. Zero-shot fastener detection based on autoencoder[J]. Intelligent Computer and Applications, 2021,11(9):123–127. (in Chinese)
- [11] 王春雷,陈婉芝,卢彩云,等. 基于高光谱成像的玉米收获后根茬行分割方法[J]. 农业机械学报, 2020,51(增刊2):421–426.
WANG Chunlei, CHUN Wanzhi, LU Caiyun, et al. Segmentation method for maize stubble row based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(Supp.2):421–426. (in Chinese)
- [12] 勾宇轩,赵云泽,李勇,等. 基于 CWT-sCARS 的东北旱作农田土壤有机质高光谱反演[J]. 农业机械学报, 2022,53(3):331–337.
GOU Yuxuan, ZHAO Yunze, LI Yong, et al. Soil organic matter content in dryland farmland in northeast China with hyperspectral reflectance based on CWT-sCARS[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(3):331–337. (in Chinese)
- [13] WANG Yijing, CHEN Ruihua, ZHANG Junhua, et al. Hyperspectral inversion of soil water and salt information based on fractional order derivative technology[J]. The Journal of Applied Ecology, 2023,34(5):1384–1394.
- [14] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986,323(6088):533–536.
- [15] 顾秋阳,琚春华,吴功兴. 基于自编码器与多模态数据融合的视频推荐方法[J]. 电信科学, 2021,37(2):82–98.
GU Qiuyang, JU Chunhua, WU Gongxing. Fusion of auto encoders and multi-modal data based video recommendation method[J]. Telecommunications Science, 2021,37(2):82–98. (in Chinese)
- [16] ZHANG Zhi, MENG Qing. Intelligent medical image feature extraction method based on improved deep learning[J]. Technology and Health Care, 2020,29(2):1–17.
- [17] 张培钺,徐湛,赵弋洋,等. 一种欠完备自编码器调制识别技术[J]. 电讯技术, 2020,60(5):567–571.
ZHANG Peiyue, XU Zhan, ZHAO Yiyang, et al. An undercomplete autoencoder modulation recognition technology[J]. Telecommunication Engineering, 2020,60(5):567–571. (in Chinese)
- [18] VINCENT P, LAROCHELLE H, LAJOIE I, et al. Stacked denoising autoencoders: learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion[J]. Journal of Machine Learning Research, 2010,11(12):3371–3408.
- [19] 刘帅,张旭含,李笑迎,等. 基于双分支卷积网络的高光谱与多光谱图像协同土地利用分类[J]. 农业工程学报, 2020,36(14):252–262.
LIU Shuai, ZHANG Xuhan, LI Xiaoying, et al. Cooperative land use classification of hyperspectral and multispectral imagery based on dual branch convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2020,36(14):252–262. (in Chinese)
- [20] 岳学军,凌康杰,王林惠,等. 基于高光谱和深度迁移学习的柑橘叶片钾含量反演[J]. 农业机械学报, 2019,50(3):186–195.
YUE Xuejun, LING Kangjie, WANG Linhui, et al. Inversion of potassium content for citrus leaves based on hyperspectral and deep transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(3):186–195. (in Chinese)

XIU Chunbo, SUN Lele. Potato leaf bud detection method based on improved YOLO v4 network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6):265 – 273. (in Chinese)

[15] 陈志伟, 张万枝, 张涛, 等. 基于 YOLO v3 算法的马铃薯种薯芽眼识别[J]. 农机化研究, 2022, 44(11):19 – 23,30. CHEN Zhiwei, ZHANG Wanzhi, ZHANG Tao, et al. Potato seed potato bud recognition based on YOLO v3 algorithm[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2022, 44(11):19 – 23,30. (in Chinese)

[16] 王飞云, 吕程序, 吴金灿, 等. 基于 Shuffle – Net 的发芽马铃薯无损检测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊1): 309 – 315. WANG Feiyun, LÜ Chengxu, WU Jincan, et al. Non-destructive detection of sprouting potatoes based on Shuffle – Net[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp.1):309 – 315. (in Chinese)

[17] 席芮, 姜凯, 张万枝, 等. 基于改进 Faster R – CNN 的马铃薯芽眼识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4):216 – 223. XI Rui, JIANG Kai, ZHANG Wanzhi. Recognition method for potato buds based on improved Faster R – CNN [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4):216 – 223. (in Chinese)

[18] YANG Yu, LIU Zhenfang, HUANG Min, et al. Automatic detection of multi-type defects on potatoes using multispectral imaging combined with a deep learning model[J]. Journal of Food Engineering, 2023, 336:111213.

[19] ARSHAGHI A, ASHOURIAN M, GHABELI L. Potato diseases detection and classification using deep learning methods[J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 82(4):5725 – 5742.

[20] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R – CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137 – 1149.

[21] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016: 779 – 788.

[22] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 7263 – 7271.

[23] REDMON J, FARHADI A. YOLO v3: an incremental improvement[J]. arXiv Preprint, arXiv: 1804.02767,2018.

[24] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2004.10934,2020.

[25] GE Z, LIU S, WANG F, et al. YOLOX: exceeding YOLO series in 2021[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2107.08430,2021.

[26] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 770 – 778.

[27] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 936 – 944.

(上接第 202 页)

[21] 田有文, 吴伟, 林磊, 等. 基于深度学习与高光谱成像的蓝莓果蝇虫害无损检测[J]. 农业机械学报, 2023,54(1):393 – 401. TIAN Youwen, WU Wei, LIN Lei, et al. Nondestructive detection of blueberry fruit fly pests based on deep learning and hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1):393 – 401. (in Chinese)

[22] 梁万杰, 冯辉, 江东, 等. 高光谱图像结合深度学习的油菜菌核病早期识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2023,43(7):2220 – 2225. LIANG Wanjie, FENG Hui, JIANG Dong, et al. Early recognition of sclerotinia stem rot on oilseed rape by hyperspectral imaging combined with deep learning[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023,43(7):2220 – 2225. (in Chinese)

[23] 齐济, 杨海涛, 孔卓. 基于 CNN 的高光谱和多光谱图像融合方法研究[J]. 兵器装备工程学报, 2022,43(11):81 – 87,129. QI Ji, YANG Haitao, KONG Zhuo. Research on hyperspectral and multispectral image fusion methods based on improved convolutional neural networks[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2022,43(11):81 – 87,129. (in Chinese)

[24] 方帅, 许漫. 面向误差补偿的高光谱与多光谱图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2023,28(1):277 – 289. FANG Shuai, XU Man. Hyperspectral and multispectral image fusion focused on error compensation[J]. Journal of Image and Graphics, 2023,28(1):277 – 289. (in Chinese)

[25] 李善军, 宋竹平, 梁千月, 等. 基于 X-ray 和 RGB 图像融合的实蝇侵染柑橘无损检测[J]. 农业机械学报, 2023,54(1): 385 – 392. LI Shanjun, SONG Zhuping, LIANG Qianyue, et al. Nondestructive detection of citrus infested by *Bactrocera dorsalis* based on X-ray and RGB image data fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1):385 – 392. (in Chinese)